



저작자표시-비영리-동일조건변경허락 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.
- 이차적 저작물을 작성할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



동일조건변경허락. 귀하가 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공했을 경우에는, 이 저작물과 동일한 이용허락조건하에서만 배포할 수 있습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학석사 학위논문

보간된 그래디언트와 엣지 위치
수정을 이용한 탈초점 흐림 추정

Defocus Blur Estimation with Interpolated
Gradient and Edge-location Correction

2017 년 2월

서울대학교 대학원

전기 컴퓨터 공학부

김태형

보간된 그래디언트와 엣지 위치 수정을 이용한 탈초점 흐림 추정

Defocus Blur Estimation with Interpolated Gradient and Edge-location Correction

지도교수 김 태 정

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함
2016년 11월

서울대학교 대학원
전기 컴퓨터 공학부
김 태 형

김태형의 석사 학위논문을 인준함
2016년 12월

위 원 장 _____ (인)

부위원장 _____ (인)

위 원 _____ (인)

국문초록

탈초점 흐림 추정(defocus blur estimation)은 컴퓨터 비전(computer vision)과 컴퓨터 그래픽(computer graphics)에서 깊이 정보 추정(depth estimation) 등 수 많은 실용적인 응용에 중요하게 사용된다. 탈초점 흐림 추정을 위하여 얇은 렌즈 모델을 이용하면 이미지의 엣지에서 수행 할 수 있다. 본 논문에서는 여러 탈초점 흐림 추정 방법 중 그래디언트(일계 도함수)를 사용한 방법들을 분석하여 새로운 탈초점 흐림 추정 방법을 제안하였다. 기존 방식과 제안한 방식을 실험으로 비교하여 제안한 방식이 오차와 잡음, 그리고 잘못된 엣지 위치 변화에 강한 것을 보였다.

주요어 : 탈초점 흐림 추정, 얇은 렌즈 모델, 그래디언트

학 번 : 2012-20763

목 차

초록	i
목차	ii
그림 목차	iii
제 1 장 서론	1
제 2 장 그래디언트를 이용한 탈초점 흐림 추정	2
제 3 장 새로 제안된 탈초점 흐림 추정 방식	8
제 4 장 실험 결과	15
제 5 장 결론	22
참고문헌	23
Abstract	25

그 립 목 차

그림 2-1. 얇은 렌즈 모델	2
그림 3-1. 그래디언트의 오차 1	9
그림 3-2. 그래디언트의 오차 2	10
그림 3-3. 보간된 그래디언트의 예시	12
그림 3-4. 잘못된 엣지 위치 예시	13
그림 4-1. one-edge Bar image 입력	15
그림 4-2. 그림 4-1에 대하여 식 2.8과 제안된 방법을 비교한 결과	16
그림 4-3. 그림 4-1에 대하여 식 2.23과 제안된 방법을 비교한 결 과	17
그림 4-4. one-edge Bar image 입력에서 잘못된 엣지 위치 사용 한 경우	18
그림 4-5. 그림 4-4에 대하여 식 3.4과 제안된 방법을 비교한 결과	19
그림 4-6. two closed edge Bar image 입력과 측정된 엣지	20
그림 4-7. 그림 4-6에 대해 식 3.4과 제안된 방법을 비교한 결과	21

제 1 장 서론

탈초점 흐림 추정(defocus blur estimation)은 이미지 처리에서 컴퓨터 비전(computer vision)과 머신 러닝(machine learning), 깊이 정보 추정(depth estimation) 등 수 많은 실용적인 공학적 응용에 중요하게 사용될 수 있는 과정 중 하나이다. 이에 따라 많은 연구자들이 여러 가지 추정 방법을 개발하였다. 많은 알고리즘이 이미지와 비디오에서 흐림 추정을 수행하고 있으며 한 개 또는 복수 [1][8][9][10] 의 이미지를 사용하여 추정하는 여러 연구가 수행되었다.

한 개의 이미지를 가지고 탈초점 흐림을 추정하는 대표적인 방법은 이미지의 밝기(intensity) 및 그에 대한 미분(image derivative)을 이용하는 것이다. Elder와 Zucker [2] 는 이미지의 그래디언트(일계 도함수) 및 라플라시안을 이용하여 이미지의 엣지(edge)에서 탈초점 흐림을 추정하였다. Hu와 Haan [3][11] 은 입력 이미지를 재차 흐리게 만든 뒤 그 결과들을 비교하는 방법을 사용하였다. Tai와 Brown [4] 은 local contrast prior개념을 도입하여 이미지의 각 픽셀(pixel)에서 탈초점 흐림의 크기를 추정하였으며 Zhuo [5], Cao [6], Bouma [7] 등이 이미지의 그래디언트를 이용한 다른 방법들을 제안하였다. 이미지의 그래디언트를 활용한 방법은 라플라시안 또는 그보다 높은 차원의 도함수를 활용한 방법보다 계산이 간편하며 잡음에 강하며 결과가 충분히 합리적인 수준으로 나온다는 것이 알려져 있다. [7] 본 논문에서는 개선된 이미지의 일계 도함수를 이용한 탈초점 흐림 추정 방법을 제안 할 것이다.

본 논문의 나머지 부분은 다음과 같다. 제 2장에서는 기존의 일계 도함수를 활용한 탈초점 흐림 추정 방법을 소개하고 제 3장에서 이를 분석하여 새로운 추정 방법을 제안할 것이다. 제 4장에서는 실험 결과가 수록될 것이며 제 5장에서는 결론을 내릴 것이다.

제 2 장 그래디언트를 이용한 탈초점 흐림 추정

이미지에 생겨난 탈초점 흐림 현상을 분석 할 때, 가장 기본적으로 이미지의 초점과 탈초점은 얇은 렌즈 모델을 따른다는 가정 [5] 으로부터 출발 할 수 있다. 그림 2-1은 이미지가 초점 거리(focal length)에 존재 할 때와 그렇지 않을 때 물체가 만들어 내는 상(image)를 나타낸 것이다. 그림 2-1에서 보는 것과 같이 초점 거리에서는 물체가 한 점에 뚜렷히 나타나고 초점 거리에서 벗어날 때 에는 물체가 퍼져서 나타나며 이 현상을 탈초점 흐림(defocus blur)이라 한다.

얇은 렌즈 모델에서 탈초점 흐림의 크기는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$c = \frac{|d - d_f|}{d} \frac{(f_0)^2}{N(d_f - f_0)} \quad (2.1)$$

식 (2.1)에서 f_0 는 초점거리, N 은 카메라의 f-값, d_f 는 초점에서의 깊이 값이며 모두 카메라 파라미터이다. 따라서 이 식으로 탈초점 흐림을 추정하려면 카메라 파라미터를 미리 알고 있거나 여러 장의 이미지를 이용하여 이 값들을 구해야 한다.[1, 8-10]

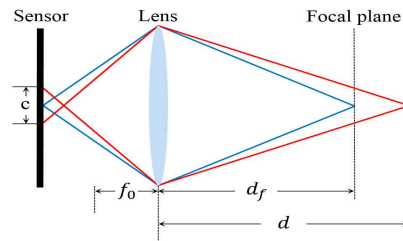


그림 2-1. 얇은 렌즈 모델

탈초점 흐림을 가우시안 함수로 모델링 하면 한 장의 입력 이미지만을 요구하는 더 간단한 추정 방법을 생각해 볼 수 있다. 이때 입력 이미지 $i(x)$ 는 다음과 같이 초점이 맞추어진(focused) 이미지와 가우시안 함수 g 의 합성곱이 된다.

$$i(x) = i_{focused}(x) \otimes g(x, \sigma) \quad (2.2)$$

이때 가우시안 함수 h 의 표준편차 σ 와 탈초점 흐림의 크기 c 는 다음과 같은 비례 관계이다.

$$\sigma = kc \quad (2.3)$$

따라서 σ 를 구하여 탈초점 흐림의 상대적인 크기를 추정할 수 있게 된다.

σ 를 찾기 위해 다음과 같은 계단 함수를 고려해 보자.

$$i_{focused}(x) = Au(x) + B \quad (2.4)$$

이는 식 2.2에서 초점이 맞추어진 이미지의 엣지를 이상적인 엣지로 모델링한 것이다.

식 2.4를 식 2.2에 적용할 수 있으며,

$$i(x) = A(u(x) + B) \otimes g(x, \sigma) \quad (2.5)$$

입력 이미지 $i(x)$ 의 그래디언트의 크기(magnitude of gradient)는 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} |\nabla i(x)| &= |\nabla (A(u(x) + B) \otimes g(x, \sigma))| \\ &= \frac{|A|}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (2.6)$$

식 2.6은 가우시안 형태이므로 $x=0$, 즉 엣지가 위치한 곳 에서 최대가 되며

$$|\nabla i(0)| = \frac{|A|}{\sqrt{2\pi} \sigma} \quad (2.7)$$

따라서 σ 는 다음과 같이 추정 할 수 있다. 이것이 Cao [6]가 제안한 추정 방법이다.

$$\sigma = \frac{|A|}{\sqrt{2\pi} |\nabla i(0)|} \quad (2.8)$$

한편, 입력 이미지에 재흐림(re-blurring)과정을 거쳐 새로운 이미지를 생성한 뒤 입력 이미지와 재흐림 이미지(re-blurred image)의 그래디언트의 크기를 서로 비교하여 추정하는 방법이 Zhuo와 Sim [5] 에 의해 제안되었다. 이 때 재흐림 과정을 거친 이미지는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} i_a(x) &= i(x) \otimes g(x, \sigma_0) \\ &= (Au(x) + B) \otimes g(x, \sigma) \otimes g(x, \sigma_0) \end{aligned} \quad (2.9)$$

여기서 $g(x, \sigma_0)$ 가 재흐림 과정을 나타낸다. 그리고 재흐림 이미지의 그래디언트의 크기는 아래와 같이 되며,

$$\begin{aligned} &|\nabla((Au(x) + B) \otimes g(x, \sigma) \otimes g(x, \sigma_0))| \\ &= \frac{|A|}{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \sigma_0^2)}} \exp\left(-\frac{x^2}{2(\sigma^2 + \sigma_0^2)}\right) \end{aligned} \quad (2.10)$$

입력 이미지와 재흐림 이미지의 그래디언트 크기의 비율은

$$\frac{|\nabla i(x)|}{|\nabla i_a(x)|} = \sqrt{\frac{\sigma^2 + \sigma_0^2}{\sigma^2}} \exp\left(-\left(\frac{x^2}{2\sigma^2} - \frac{x^2}{2(\sigma^2 + \sigma_0^2)}\right)\right) \quad (2.11)$$

이 된다. 식 2.11도 식 2.6처럼 엣지($x=0$)에서 최대가 되며

$$R = \frac{|\nabla i(0)|}{|\nabla i_a(0)|} = \sqrt{\frac{\sigma^2 + \sigma_0^2}{\sigma^2}} \quad (2.12)$$

따라서 σ 는 엣지에서의 그래디언트 크기의 비율과 이미 주어진 σ_0 로부터 추정 할 수 있다.

$$\sigma = \frac{1}{\sqrt{R^2 - 1}} \sigma_0 \quad (2.13)$$

Bouma [7] 는 입력 이미지와 재흐림 이미지를 비교하는 대신 두 개의 재흐림 이미지를 비교하는 방법을 제안하였다. 두 개의 재 흐림 이미지의 그래디언트 크기는 다음과 같이 되며,

$$|\nabla i_a(x)| = \frac{|A|}{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \sigma_a^2)}} \exp\left(-\frac{x^2}{2(\sigma^2 + \sigma_a^2)}\right) \quad (2.14)$$

$$|\nabla i_b(x)| = \frac{|A|}{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \sigma_b^2)}} \exp\left(-\frac{x^2}{2(\sigma^2 + \sigma_b^2)}\right) \quad (2.15)$$

엣지($x=0$)에서의 비율은 다음과 같다.

$$\frac{|\nabla i_a(0)|}{|\nabla i_b(0)|} = \frac{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \sigma_b^2)}}{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \sigma_a^2)}} \quad (2.16)$$

이 식을 σ 에 대해 풀어주면 아래와 같은 추정 방법을 얻을 수 있다. 이 때 σ_a, σ_b 은 재흐림 과정에서 주어지는 값이다.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sigma_b^2 - P^* \sigma_a^2}{P-1}}; \quad P = \left(\frac{|\nabla i_a(0)|}{|\nabla i_b(0)|} \right)^2 \quad (2.17)$$

Bouma는 정확한 엣지 위치($x=0$)가 아닌 그 주변에서도 σ 를 추정하는 방식을 추가적으로 제안하였다. [7] 두 재흐림 이미지 i_a, i_b 를

$$i_a = B + \frac{A}{2} \left(1 + \operatorname{erf} \left(\frac{x}{\sqrt{2} \sqrt{\sigma^2 + \sigma_a^2}} \right) \right) \quad (2.18)$$

$$i_b = B + \frac{A}{2} \left(1 + \operatorname{erf} \left(\frac{x}{\sqrt{2} \sqrt{\sigma^2 + \sigma_b^2}} \right) \right) \quad (2.19)$$

$-\frac{x^2}{2(\sigma^2 + \sigma_a^2)}, -\frac{x^2}{2(\sigma^2 + \sigma_b^2)}$ 에 대해 풀어주면,

$$-\frac{x}{2(\sigma^2 + \sigma_a^2)} = -[\operatorname{erf}^{-1}(2\frac{i_a - B}{A} - 1)]^2 \quad (2.20)$$

$$-\frac{x}{2(\sigma^2 + \sigma_b^2)} = -[\operatorname{erf}^{-1}(2\frac{i_b - B}{A} - 1)]^2 \quad (2.21)$$

이 되며, 식 2.20와 식 2.21을 식 2.14과 식 2.15에 각각 대입한 뒤 두 그래디언트 크기 $|\nabla i_a(x)|, |\nabla i_b(x)|$ 의 비율을 구하면 다음과 같이 된다.

$$\frac{|\nabla i_a(x)|}{|\nabla i_b(x)|} = \frac{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \sigma_b^2)} \exp(-[\operatorname{erf}^{-1}(2\frac{i_a - B}{A} - 1)]^2)}{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \sigma_a^2)} \exp(-[\operatorname{erf}^{-1}(2\frac{i_b - B}{A} - 1)]^2)} \quad (2.22)$$

이번에도 이 식을 σ 에 대해 풀어주면 아래와 같은 추정 방법이 도출된다.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sigma_b^2 - P^* \sigma_a^2}{P-1}}; \quad P = \left(\frac{|\nabla i_a(x)|^* \exp(-[\operatorname{erf}^{-1}(2\frac{i_b-B}{A}-1)]^2)}{|\nabla i_b(x)|^* \exp(-[\operatorname{erf}^{-1}(2\frac{i_a-B}{A}-1)]^2)} \right)^2 \quad (2.23)$$

이때 i_a, i_b 는 각각 재흐림 과정을 거친 두 이미지의 밝기이며 A 는 이상적인 엣지의 밝기 차, B 는 엣지 주변 어두운 부분의 밝기이다.

이번 장에서는 이미지의 그래디언트의 크기(일계 도함수)를 이용한 여러 가지 탈초점 흐림 방법을 소개하였다. 다음 장에서는 이 방법들을 분석하여 단점을 개선한 새로운 탈초점 흐림 추정을 제안할 것이다.

제 3 장 새로 제안된 탈초점 흐림 추정 방식

이미지가 가지는 밝기(intensity)와 그에 대한 그래디언트의 크기(또는 일차 미분)의 분포를 관찰하는 작업을 여러 장의 이미지에 대해 탈초점 흐림이 존재하는 엣지 부분에서 수행한 결과 서로 그래디언트의 크기가 같지만 주변의 intensity 분포가 다른 픽셀들이 여러 개 존재하는 것을 알 수 있었다. 따라서 해당 픽셀들의 탈초점 흐림을 가우시안으로 모델링 했을 때 그래디언트가 같지만 가우시안의 표준편차 σ 가 서로 다른 픽셀들이 존재한다는 것을 추론 할 수 있게 된다.

따라서 입력 이미지의 그래디언트의 크기를 사용하는 Cao [6] 와 Zhuo&Sim [5] 의 탈초점 흐림 추정 방식은 위 단락에서 기술한 현상으로부터 파생된 오차(error)로 인해 결과값이 영향을 받을 수 있음을 예상할 수 있다. 이 오차는 이미지의 intensity를 수치로 나타낼 때 약 이백에서 이백 육십 개 사이의 정수로 나타내기 때문이다. 아날로그 상황에서 연속적인 intensity를 디지털로 다룰 수 있게 변환하는 과정에서 작은 차이를 가지는 intensity가 같은 정수로 반올림 되는 경우가 있을 수 있다.

정수로 반올림 된 이미지 intensity의 원래 값을 추측하는 것은 쉬운 일이 아니다. 대신 오차를 줄이기 위한 다른 방법을 생각해 볼 수는 있다. 입력 이미지에 새로운 보간 필터(탈초점 흐림)를 통과시키면, 즉 가우시안 필터를 통과시키면 저역 통과 필터의 특성에 따라 오차가 줄어들 수 있다. 그래디언트의 크기가 같고 주변 분포가 다른 픽셀들의 경우 가우시안 필터를 통과시키면 주변 분포가 다르기 때문에 필터의 결과 값, 특히 바로 옆 픽셀이 작게나마 차이를 보일 것이고 이에 따라 그래디언트의 크기도 서로 다르게 변하게 될 것이며 우리가 의도한 σ 의 추정치에 가까운 값을 얻을 수 있게 될 것이다. 아래 그림 3-1은 위에서 설명

한 에러를 그림으로 나타 낸 것이다.

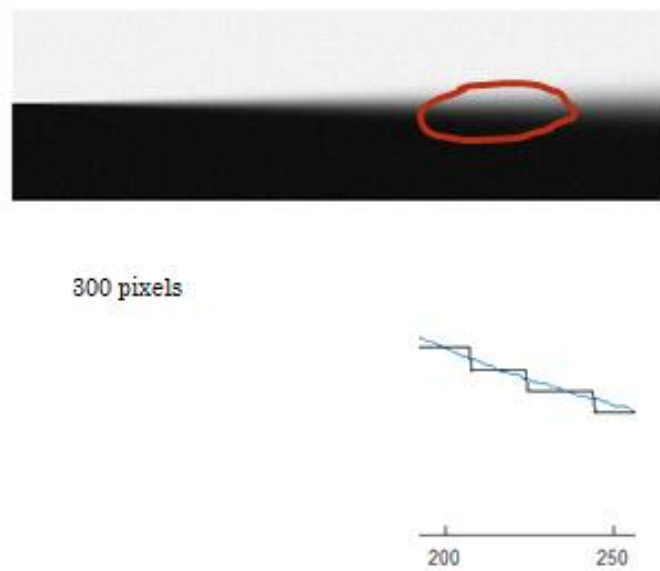


그림 3-1. 그래디언트의 오차 1. 파란색 선은 이미지 밝기 분포로부터 예상되는 그래디언트 분포, 검은색 선은 실제 측정된 그래디언트 분포 이다.

또한 앞에서 설명한 그래디언트의 오차는 한 개의 그래디언트를 사용한 방법보다 두 개의 그래디언트를 사용한 방법에서 크게 나타난다. 이는 한 개의 그래디언트를 사용한 방법은 한 개의 오차를 포함하지만 두 개의 그래디언트를 사용한 방법은 재흐림된 그래디언트의 오차까지(비록 이 오차가 우리가 의도한 대로 상당히 줄어들었다 할지라도) 두 개의 오차를 포함하기 때문이다. (그림 3-2)

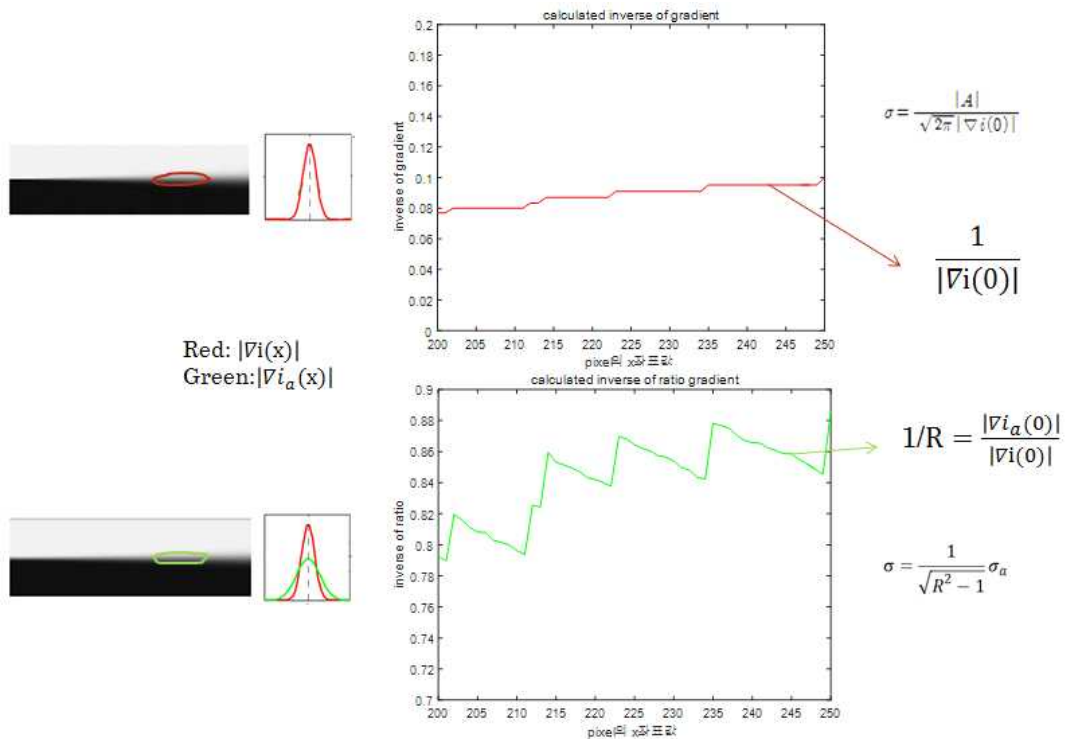


그림 3-2. 그래디언트의 오차 2. 위의 그래프가 한 개의 입력 이미지만을 사용한 방법, 아래 그래프가 입력 이미지와, 재흐림된 이미지를 사용했을때의 방법을 나타낸 것이다. 붉은 색 선은 입력 이미지의 그래디언트와 그 오차, 녹색 선은 재흐림된 이미지의 그래디언트와 그 오차이다.

앞의 두 가지 분석으로부터 한 개의 보간된 그래디언트를 사용한 방법을 사용하는 것이 좋을 수 있다. 따라서 Cao가 제안한 식 2.8을 이와 같은 방향으로 개선해 보자. 우선 입력 이미지 $i(x)$ 를 아래와 같이 가우시안 필터를 활용하여 보간시키자.(이것이 바로 재흐림 과정이다.)

$$\begin{aligned} i_a(x) &= i(x) \otimes g(x, \sigma_0) \\ &= (Au(x) + B) \otimes g(x, \sigma) \otimes g(x, \sigma_a) \end{aligned} \quad (3.1)$$

가우시안으로 보간된 이미지의 그래디언트 크기는 아래와 같다.

$$|\nabla i_a(x)| = \frac{|A|}{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \sigma_a^2)}} \exp\left(-\frac{x^2}{2(\sigma^2 + \sigma_a^2)}\right) \quad (3.2)$$

이 역시 엣지($x=0$)에서 최대가 되며

$$|\nabla i_a(0)| = \frac{|A|}{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \sigma_a^2)}} \quad (3.3)$$

따라서 σ 의 추정은 다음과 같이 할 수 있다.

$$\sigma = \sqrt{\left(\frac{|A|}{\sqrt{2\pi} |\nabla i_a(0)|}\right)^2 - \sigma_a^2} \quad (3.4)$$

식 3.4는 식 2.8의 입력 이미지의 그래디언트를 이용한 탈초점 흐림 추정 방법을 위에서 설명한 방법으로 보간을 이용해 개선 한 것이다. 그림 3-3에서 보간된 그래디언트의 예시를 그림으로 나타내었다.

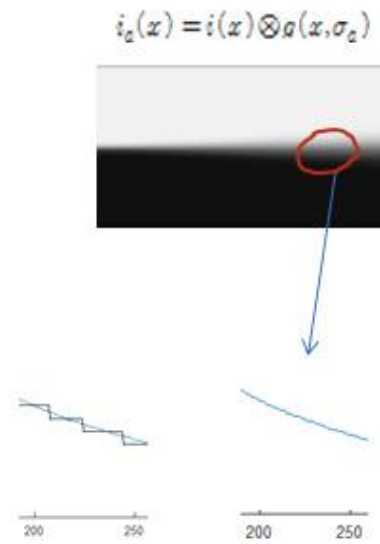


그림 3-3. 보간된 그래디언트의 예시. 왼쪽의 그래프의 검은 선이 입력 이미지의 그래디언트 분포, 오른쪽 그래프의 파란 선이 보간된 이미지의 그래디언트 분포이다.

그림 3-4에서 보는 것과 같이 이미지의 intensity 분포가 예상과 다르게 흐트러지면(예: 가우시안 흐림에 중첩) 엣지의 위치 또한 예상과 다른 곳에서 찾아 질 수 있다. 따라서 잘못된 그래디언트 값을 취하게 될 수 있다.

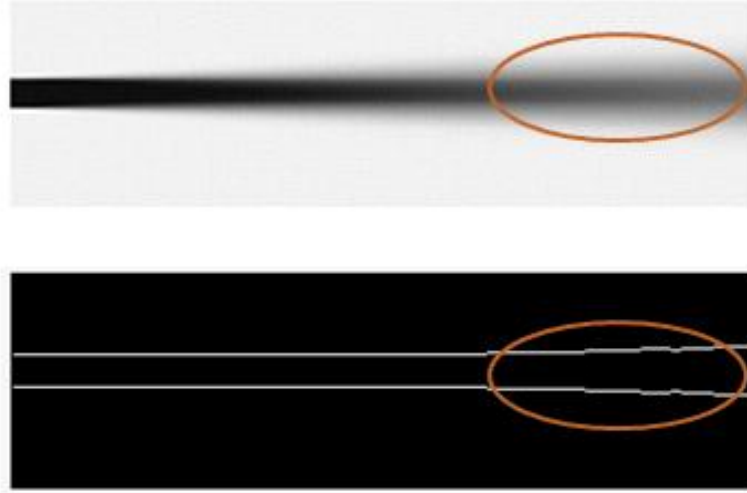


그림 3-4. 잘못된 엣지 위치 예시

Bouma [7] 는 식 2.17의 추정 방식을 개선하여 식 2.23의 추정 방식을 제안하였다. 바로 여기서 사용한 방식을 응용하여 잘못된 엣지 위치에 의한 오차를 수정하는 방법을 제안 할 것이다.

한 개의 보간된 그래디언트를 사용한 방법에서 그래디언트의 크기는(식 3.2) 엣지에서의 크기 $\frac{|A|}{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \sigma_a^2)}}$ 와 위치에 따른 감쇠 $\exp(-\frac{x^2}{2(\sigma^2 + \sigma_a^2)})$ 의 곱으로 이루어져 있다. 즉 그래디언트의 크기에 감쇠항의 역수를 곱하면 엣지에서의 크기를 알 수 있게 된다.

$$|\nabla i_a(0)| = \frac{|A|}{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \sigma_a^2)}} = |\nabla i_a(x)| \times [\exp(-\frac{x^2}{2(\sigma^2 + \sigma_a^2)})]^{-1} \quad (3.5)$$

보간된 이미지의 그래디언트를 활용한 추정 방식(식 3.4)도 위의 원리를 이용하여 개선 할 수 있다. 보간된 이미지의 엣지에서의 그래디언트 크기인 식 3.2에서 우리가 구해야 하는 σ 가 포함되어 있는 감쇠항의 지수를 이미지 i_a 를 이용하여 다른 식으로 바꾸어 보자.

$$i_a = B + \frac{A}{2} \left(1 + \operatorname{erf} \left(\frac{x}{\sqrt{\sigma^2 + \sigma_a^2} \sqrt{2}} \right) \right) \quad (3.6)$$

$$-\frac{x}{2(\sigma^2 + \sigma_a^2)} = -\left[\operatorname{erf}^{-1} \left(2 \frac{i_a - B}{A} - 1 \right) \right]^2 \quad (3.7)$$

감쇠항 식 3.7의 우변을 식 3.2에 대입하면

$$|\nabla i_a(x)| = \frac{|A|}{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \sigma_a^2)}} \exp(-[\operatorname{erf}^{-1}(2 \frac{i_a - B}{A} - 1)]^2) \quad (3.8)$$

이 되고 이를 σ 에 대해 풀어서 우리가 원하는 σ 에 대한 추정을 얻을 수 있다.

$$\sigma = \sqrt{\left(\frac{|A|}{\sqrt{2\pi} |\nabla i_a(x)|} \exp(-[\operatorname{erf}^{-1}(2 \frac{i_a - B}{A} - 1)]^2) \right)^2 - \sigma_a^2} \quad (3.9)$$

식 3.9을 보았을 때 우리가 원하지 않는 엣지 이외에서의 위치($x \neq 0$)에서의 그래디언트의 크기에 감쇠항의 역수를 곱하여 우리가 원하는 그래디언트의 크기($|\nabla i_a(0)|$)를 얻을 수 있음을 확인 할 수 있다. 또한 이상적인 엣지의 밝기 차 A , 엣지 주변 어두운 부분의 밝기 B 는 엣지 주변에서 지역적인 최대 밝기와 최소 밝기를 이용하여 얻을 수 있다.

제 4 장 실험 결과

그림 4-1과 같이 중앙에 엣지가 존재하고 왼쪽에서 오른쪽으로 탈초점 흐림의 크기가 선형적으로 증가하는 이미지에 대해 제안된 방법과 기존의 다른 방법을 비교하였다. 보간에 사용된 가우시안 필터의 마스크 크기는 1×51 이며(세로 방향), 탈초점 흐림의 참값은 가장 왼쪽에서 0, 가장 오른쪽에서 10이다. 또한 자연계에서 이미지가 만들어지는 과정에 생기는 잡음을 구현하기 위하여 분산 0.25의 AWGN을 추가한 뒤 실험하였다.

한 개의 입력 그래디언트를 사용한 추정 방법(식 2.8)과 제안된 방법(식 3.9) 그리고 두 개의 재흐림된 그래디언트를 사용한(또한 잘못된 엣지 위치에 의한 오차를 수정한) 방법(식 2.23)과 제안된 방법을 각각 비교하였다.

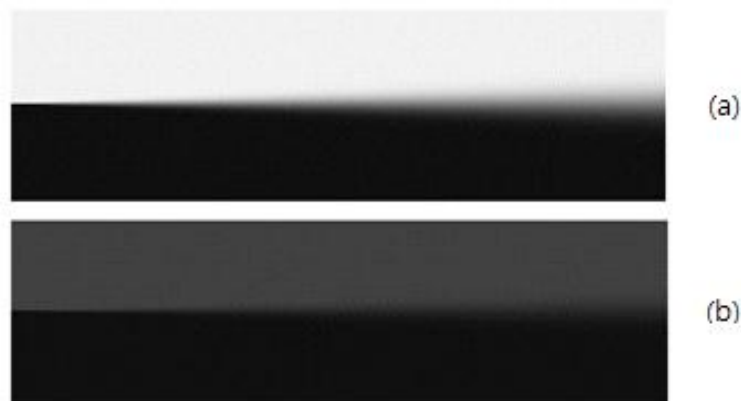


그림 4-1. one-edge Bar image 입력. (a)는 높은 intensity 차이(=전체적으로 큰 그래디언트), (b)는 낮은 intensity 차이(=전체적으로 낮은 그래디언트)를 나타낸 이미지이다.

식 2.8과 제안된 방법을 비교한 결과 보간된 그래디언트를 사용하였을 때 더 나은 결과를 나타냄을 알 수 있었다. 왼쪽 그래프에서 보이는 round-off에 의한 오차가 보간을 통해 오른쪽 그래프에서는 크게 감소하였음을 보였다.

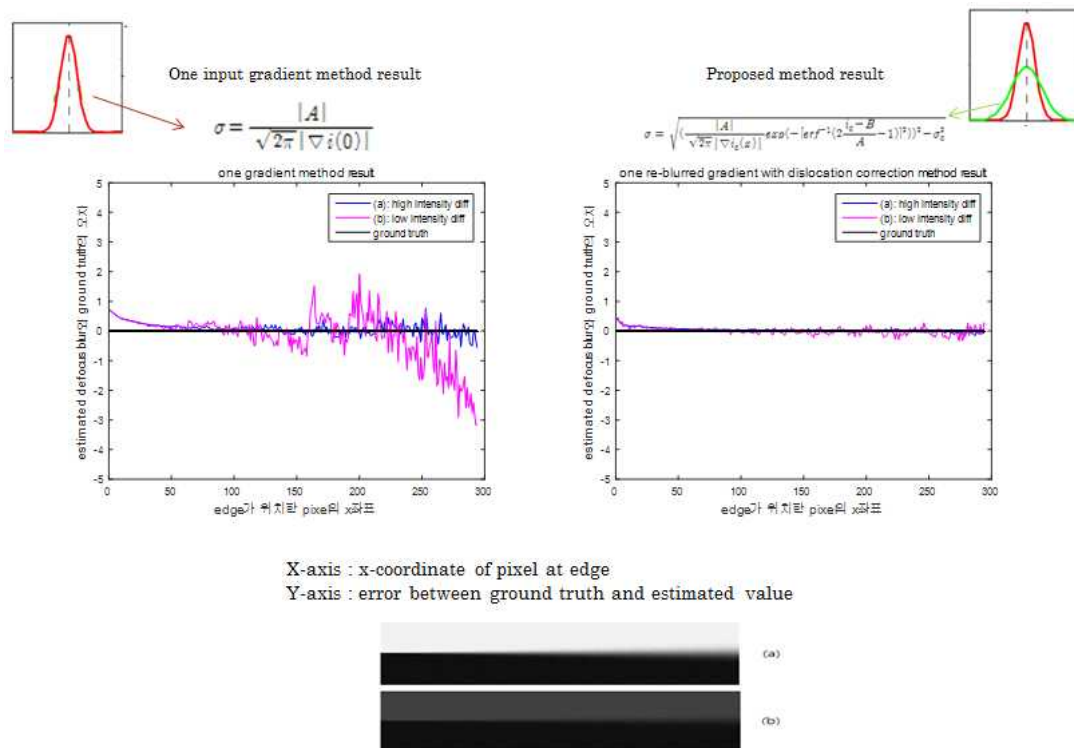


그림 4-2. 그림 4-1의 입력을 식 2.8과 제안된 방법(식 3.9)에 대해 비교한 결과. 왼쪽 그래프가 식 2.8의 결과이고 오른쪽 그래프가 제안된 방법의 결과이다.

식 2.23과 제안된 방법을 비교한 결과 한 개의 그래디언트를 사용한 제안된 방법이 두 개의 그래디언트를 사용한 식 2.23의 방법보다 더 나은 결과를 나타내었다. 이는 그래디언트의 사용량을 줄여 오차를 줄인 것이다. 비록 보간에 의해 감소되었다 할지라도 그래디언트에는 여전히 오차가 남아 있기 때문이다.

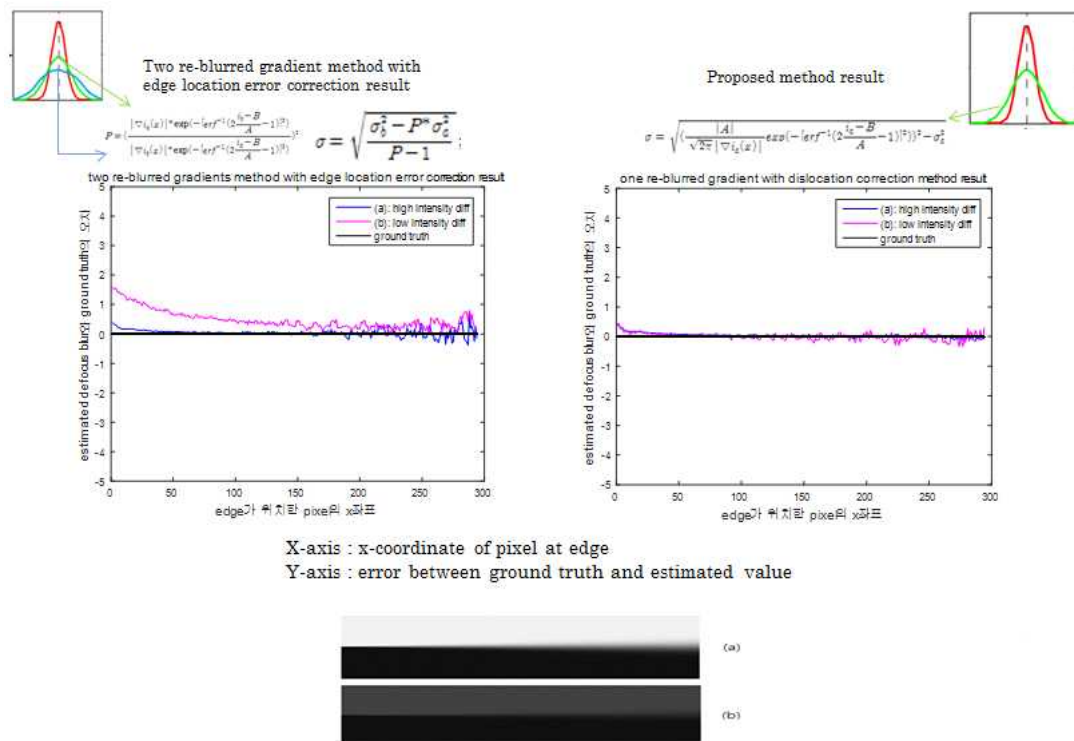


그림 4-3. 그림 4-1의 입력을 식 2.23과 제안된 방법(식 3.9)에 대해 비교한 결과. 왼쪽 그래프가 식 2.23의 결과이고 오른쪽 그래프가 제안된 방법의 결과이다.

다음으로 그림 4-1의 (a)에서 엣지의 위치가 잘못되어있는 상황에 대한 실험을 하였다.(그림 4-4) 그림 4-1 (a)와 같은 조건에서 엣지 위치만 1,2,4 픽셀씩 벗어나게 하였다.

한 개의 보간된 그래디언트를 사용한 추정 방법(식 3.4)과 제안된 방법(식 3.9)을 비교하였다.

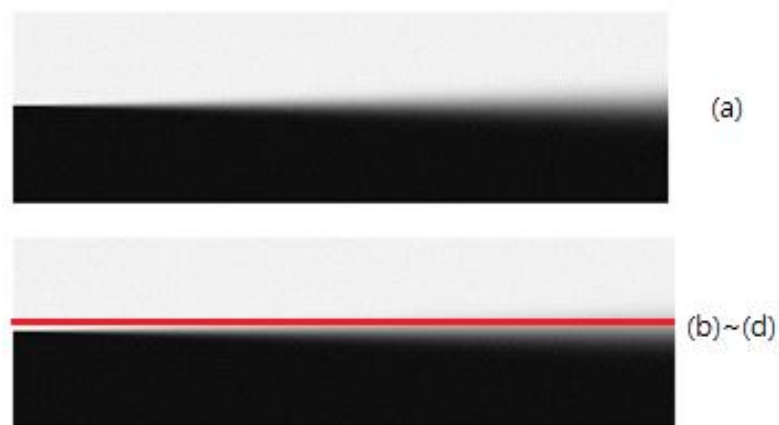


그림 4-4. one-edge Bar image 입력에서 잘못된 엣지 위치 사용한 경우. (a) 엣지 위치 오차 없음. (b) 1 픽셀 오차. (c) 2 픽셀 오차. (d) 4 픽셀 오차.

식 3.9과 제안된 방법을 비교한 결과 제안된 방법에서 엣지의 오차를 수정하는 과정이 제대로 동작하여 식 3.9보다 좋은 결과를 보임을 알 수 있었다.

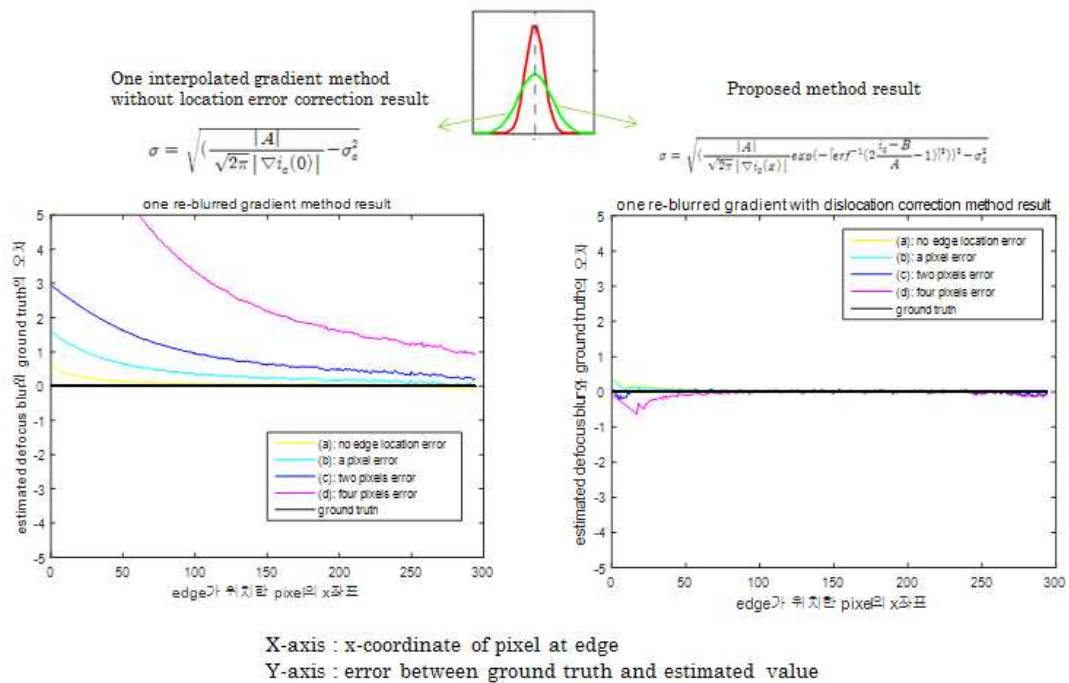


그림 4-5. 그림 4-4의 입력을 식 3.4과 제안된 방법(식 3.9)에 대해 비교한 결과. 왼쪽 그래프가 식 3.4의 결과이고 오른쪽 그래프가 제안된 방법의 결과이다.

이번에는 그림 4-1 (a)와 같은 조건에서 두 개의 엣지가 가까이 붙어 있을 경우(그림 4-6)를 실험하였다. 이 실험은 이미지의 흐림이 작은 부분에서는 엣지의 위치가 제대로 측정되고 큰 부분에서는 엣지의 위치가 잘못 측정된 경우이다.

이번에도 한 개의 보간된 그래디언트를 사용한 추정 방법(식 3.4)과 제안된 방법(식 3.9)을 비교하였다.



그림 4-6. two closed edge Bar image 입력과 측정된 엣지

그림 4-6을 입력으로 한 결과 식 3.9와 제안된 방법에서 모두 두 엣지에서의 가우시안 필터에 의한 간섭에 의해 탈초점 흐림의 ground truth (참값)이 높은 영역에서 결과가 나빠짐을 알 수 있었다. 하지만 제안된 방법에서는 잘못된 위치에 대한 보정을 수행하여 기존 방법보다는 나은 결과를 보였다.

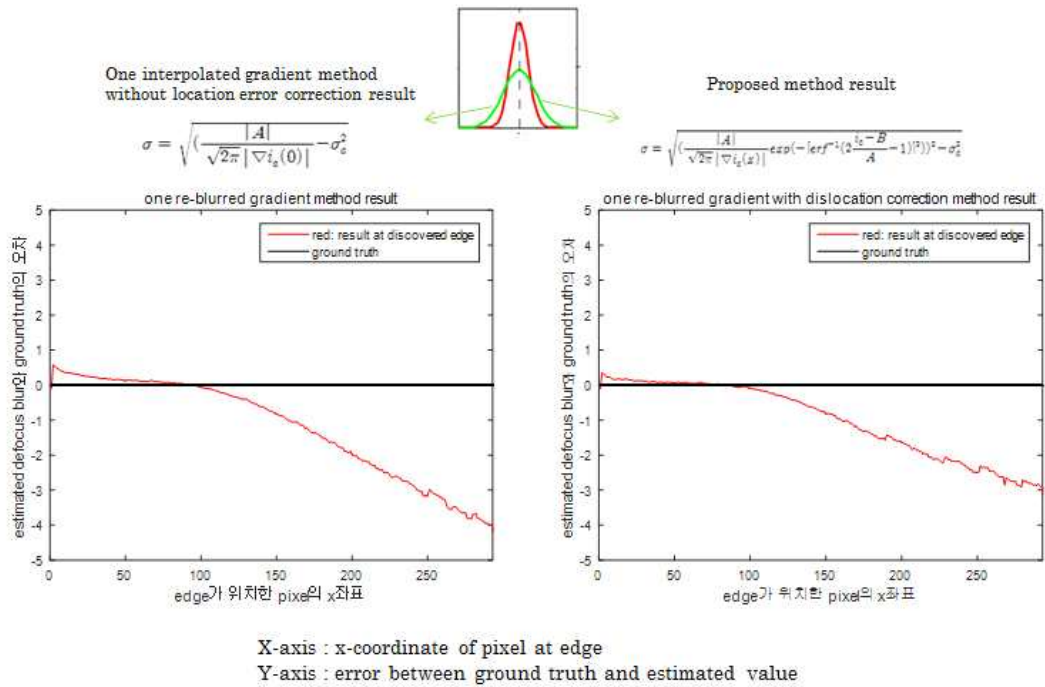


그림 4-7. 그림 4-6의 입력을 식 3.4과 제안된 방법(식 3.9)에 대해 비교한 결과. 왼쪽 그래프가 식 3.4의 결과이고 오른쪽 그래프가 제안된 방법의 결과이다.

제 5 장 결론

얇은 렌즈 모델을 이용하여 이미지의 엣지에서 탈초점 흐림의 크기를 측정 할 수 있다. 본 논문에서는 기존 연구를 분석하여 새로운 탈초점 흐림 측정 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 재흐림 과정 적용과 그래디언트 크기의 감쇠항에 대한 보정, 그리고 그래디언트 사용 개수를 최소화 하여 기존 방법에 비해 그래디언트에서의 round-off 오차, 이미지 생성 및 변환 과정에서 생긴 잡음, 잘못 찾아진 엣지 위치로 인해 생기는 결과의 대한 영향에 더 강인하였다.

참 고 문 헌

- [1] P. Favaro, S. Soatto, “A geometric approach to shape from defocus”, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 27 (3) (2005) 406 - 417, March 2005.
- [2] J. Elder, S. Zucker, “Local scale control for edge detection and blur estimation”, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 20 (7) (1998) 699 - 716, July 1998.
- [3] Hu, H. Haan, G. de., “Low cost robust blur estimator”, Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, 617 - 620, October 2006.
- [4] Y.-W. Tai, M.S. Brown, “Single image defocus map estimation using local contrast prior”, in: Proceedings of ICIP, November 2009.
- [5] Shaojie Zhuo and Terence Sim, “On the Recovery of Depth from a Single Defocused Image”, in Computer Analysis of Images and Patterns. Springer, pp. 889-897, 2009.
- [6] Cao, G., Ni, R., “Edge-based blur metric for tamper detection”, J. Information hiding and multimedia signal processing 1(1), 20-27, January 2010.
- [7] H.Bouma, J.Dijk, and A. WM van Eekeren, “Precise local blur estimation based on the first-order derivative”, SPIE Defense, Security, and Sensing. International Society for Optics and Photonics,

May 2012.

[8] P. Favaro, S. Soatto, M. Burger, S. Osher, “Shape from defocus via diffusion”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 30 (3) (2008) 518 - 531, March 2008.

[9] A.P. Pentland, “A new sense for depth of field”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 9 (4) (1987) 523 - 531, July 1987.

[10] C. Zhou, O. Cossairt, S. Nayar, “Depth from diffusion”, in: *Proceedings of CVPR*, pp. 1110 - 1117, June 2010.

[11] Hu, H., Haan, G. de, “Adaptive image restoration based on local robust blur estimation”, *Proc. Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems LNCS*, 461 - 472, August 2007.

Abstract

Defocus Blur Estimation with Interpolated Gradient and Edge-location Correction

Defocus blur estimation is used importantly in many computer vision and computer graphics areas and has many application such as depth estimation. Thin lens model can be used for defocus blur estimation and we can estimate defocus blur of image at edge positions. In this paper, several of methods of defocus blur estimation using gradient (first-order derivative) are analysed and new defocus blur estimation method will be proposed. some experiments show that the new method can suppress error and noise effectively and handle small mis-locations of edge position.

keywords : Defocus blur estimation, Thin lens model, gradient

Student Number : 2012-20763